

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Data Seasonal

Tugas Akhir

diajukan untuk memenuhi salah satu syarat

memperoleh gelar sarjana Informatika

dari Program Studi Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

1301150760

Muhammad Akmal Afghani



Program Studi Sarjana Informatika

Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung

2019

LEMBAR PENGESAHAN

**Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Artificial Neural Network
Untuk Memprediksi Data Seasonal**

**Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average and Artificial Neural Network to
Predict Seasonal Data**

NIM :1301150760

Muhammad Akmal Afghani

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh
gelar pada Program Studi Sarjana Informatika

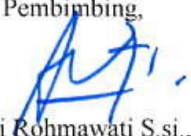
Fakultas Informatika

Universitas Telkom

Bandung, 17/07/2019

Menyetujui

Pembimbing,


Aniq Atiqi Rohmawati S.si., M.si.
NIP. 15880028

Ketua Program Studi
Sarjana Informatika,

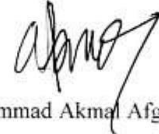

Niken Dwi Wahyu Cahyani, S.T., M.Kom., Ph.D.
NIP: 00750052

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Muhammad Akmal Afghani, menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Data Seasonal beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam buku TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya,

Bandung, 17/07/2019

Yang Menyatakan



Muhammad Akmal Afghani

Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Artificial Neural Network Untuk Memprediksi Data Seasonal

Muhammad Akmal Afghani¹, Aniq Atiqi Rohmawati²

^{1,2}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹akmalafghani@students.telkomuniversity.ac.id, ²aniqatiqi@telkomuniversity.ac.id.

Abstrak

Penelitian ini bertujuan untuk menerapkan algoritma *Artificial Neural Network* (ANN) yang diharapkan meningkatkan akurasi dari model *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA) yang merupakan salah satu bagian dari model *time series* pada prediksi data *seasonal*. Informasi dasar mengenai data menggunakan estimasi parameter pada masing-masing model SARIMA menggunakan *Bayesian Information Criterion* (BIC). Nilai *error* untuk mengevaluasi SARIMA(2,0,0)(0,1,1)₁₂ dan ANN didapatkan menggunakan *Mean Absolute Error* (MAE). Pada penelitian ini, model estimasi dari SARIMA(2,0,0)(0,1,1)₁₂ dan jumlah *node hidden layer* pada uji algoritma ANN yaitu 20 dengan fungsi aktivasi *log sigmoid* dan *linear*. Performansi MAE pada data *training* dan data *testing* dari model SARIMA(2,0,0)(0,1,1)₁₂ adalah 0.086 dan 0.071, ketika hasil prediksi SARIMA dimasukkan ke ANN nilai *error* pada data *testing* dan *training* menjadi lebih kecil yaitu 0.046 dan 0.052. Berdasarkan hasil prediksi, data *seasonal* yang digunakan mendapatkan perubahan *error* menjadi kecil saat hasil model SARIMA dimasukkan ke algoritma ANN.

Kata kunci : Data *seasonal*, SARIMA, ANN

Abstract

This study aims to apply the Artificial Neural Network (ANN) algorithm which is expected to improve the accuracy of the Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) model, which is one part of the time series model in seasonal data prediction. Basic information about data uses parameter estimation on each SARIMA model using the Bayesian Information Criterion (BIC). The error value for evaluating SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ and ANN was obtained using Mean Absolute Error (MAE). In this study, the estimation model of SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ and the number of node hidden layer in the ANN algorithm test are 20 with sigmoid and linear log activation functions. MAE performance on training data and data testing from the SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ models is 0.086 and 0.071 when the SARIMA prediction error results are entered into ANN values on testing and training data are smaller = 0.046 and 0.052. Based on the results, the seasonal data used gets a small error change when the SARIMA model results are entered into the ANN algorithm.

Keywords : Seasonal data, SARIMA, ANN

1. Pendahuluan

Pada kasus pemodelan data *time series*, dilakukan suatu peramalan untuk menduga kejadian atau tren yang berada dimasa yang akan datang. Data *time series* (Runtun waktu) merupakan jenis data yang dikumpulkan menurut urutan waktu dalam suatu rentang waktu tertentu. Jika waktu dipandang bersifat diskrit (waktu dapat dimodelkan bersifat kontinu), maka periode pengumpulan datanya selalu sama periode dapat berupa detik, menit, jam, hari, minggu, bulan atau tahun. Salah satu contoh data *time series* adalah data curah hujan, yang dicatat dalam jangka waktu yang berurutan [1].

Data *seasonal* memiliki pola beruntun yang berdasarkan waktu tertentu. Untuk itu pada penelitian ini dibutuhkan sebuah model untuk memprediksi data *seasonal* pada waktu yang akan datang untuk memprediksi jumlah data dimasa yang akan datang [1]. Pada penelitian sebelumnya, telah dilakukan prediksi harga emas menggunakan Genetic Fuzzy System dan *Autoregressive Integrated Moving Average* (ARIMA) [2]. Selanjutnya model *Autoregressive* (AR) dan *Autoregressive Conditional Heteroskedasticity* (ARCH) pernah digunakan untuk memprediksi curah hujan di Kabupaten Bandung. Hasil dari akurasi prediksi menggunakan MAPE menunjukkan bahwa model ARCH memiliki nilai *error* yang cukup baik, sedangkan jika menggunakan RMSE menunjukkan model AR memiliki nilai *error* yang baik [3]. Pada penelitian digunakan model *time series Autoregressive Conditional Heteroscedastic* (ARCH), ARCH dikenal secara luas untuk memodelkan observasi yang memiliki volatilitas (standart deviasi bersyarat) yang bergerak terhadap waktu. ARCH melibatkan observasi pada waktu sebelumnya sebagai variabel yang mempengaruhi pergerakan volatilitas saham. Observasi yang dilibatkan dalam model ARCH terlihat dari orde yang melekat pada model ARCH. Prediksi *data seasonal* juga pernah dilakukan

oleh Cipta [12] memprediksi harga saham dengan Model GARCH dengan Pendekatan *Conditional Maximum Likelihood* dengan nilai prediksi dengan RMSE yang kecil yaitu sebesar 0,000274.

Pada penelitian ini akan dilakukan prediksi terhadap data *seasonal* menggunakan model *Seasonal Autoregressive Moving Average* (SARIMA) yang hasilnya dimasukkan ke *Artificial Neural Network* (ANN) dan hasil dari model dan algoritma tersebut nantinya akan dilihat untuk menentukan algoritma ANN dapat meningkatkan akurasi dengan memperkecil *error* dari hasil model SARIMA untuk memprediksi data *seasonal*. Untuk menentukan orde SARIMA ditentukan dengan melihat nilai terkecil Bayesian Information Criterion (BIC). Dimana, untuk mendapatkan hasil yang lebih baik yaitu dengan melihat nilai MAE yang lebih kecil.

2. Studi Terkait

2.1 Model Time Series

2.1.1 Model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average atau SARIMA

Model algoritma ini merupakan model algoritma yang dikembangkan dari ARIMA dengan penambahan orde *seasonal*, namun model ini hanya bisa memprediksi untuk data yang mengandung unsur pola *seasonal*. Rumus model SARIMA $(p,d,q) \times (P,D,Q)_s$ adalah sebagai berikut [6]:

$$Y_t - Y_{t-p} - Y_{t-s} = \Phi_p Y_{t-p} + \varepsilon_t - \Phi_p Y_{t-s} + \varepsilon_{t-s} - \theta_p \varepsilon_{t-p} + \Theta \varepsilon_{t-q} + \theta \Theta \varepsilon_{t-s} \quad (1)$$

Rumus model SARIMA $(0,1,1) \times (1,0,1)_{12}$ adalah sebagai berikut [6]:

$$Y_t - Y_{t-1} = \Phi(Y_{t-12} - Y_{t-13}) + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \Theta \varepsilon_{t-1} + \theta \Theta \varepsilon_{t-13} \quad (2)$$

$$Y_t - Y_{t-1} = \Phi(Y_{t-12} - Y_{t-13}) + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \Theta \varepsilon_{t-1} + \theta \Theta \varepsilon_{t-13} \quad (3)$$

Sehingga didapat SARIMA $(2,0,0) \times (0,1,1)_{12}$ adalah sebagai berikut [6]:

$$Y_t - Y_{t-12} = \Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2} + \varepsilon_t - \Theta_1 \varepsilon_{t-12} \quad (4)$$

$$Y_t = \underbrace{\Phi_1 Y_{t-1} + \Phi_2 Y_{t-2}}_{\text{orde non seasonal}} + \underbrace{Y_{t-12}}_{\text{orde seasonal}} + \varepsilon_t - \underbrace{\Theta_1 \varepsilon_{t-12}}_{\text{orde seasonal}} \quad (5)$$

Y_t merupakan nilai *time series* pada periode t . Φ_p untuk parameter model *Autoregressive* orde p . θ_q, Θ_Q nilai dari parameter model *Moving Average* orde q dan orde Q . d parameter dari *differencing* orde d . s adalah orde *seasonal* bernilai 12. ε_t adalah *error* pada saat t , dengan $\varepsilon_t \sim N(0,1)$.

2.1.2 Bayesian Information Criterion (BIC)

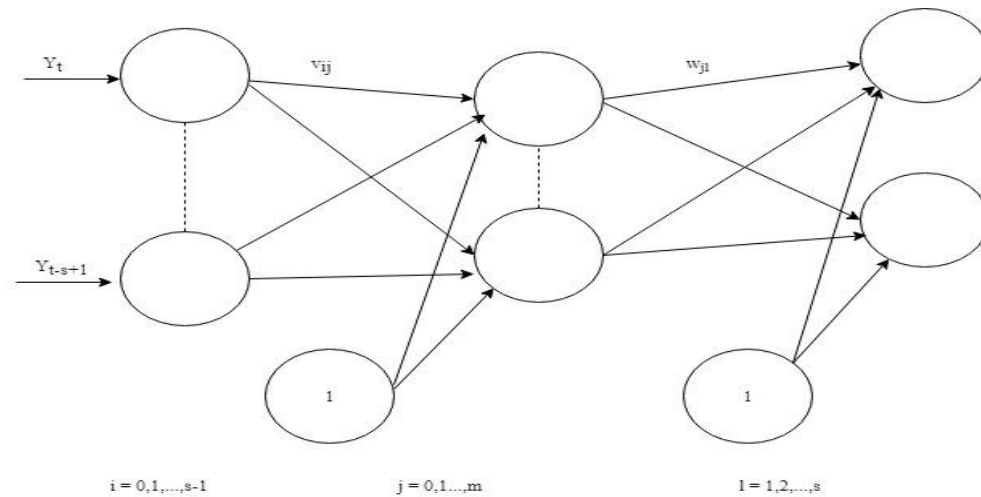
BIC merupakan suatu ukuran informasi yang dikembangkan Gideon E. Schwarz, mengenai pengukuran terbaik dalam kelayakan pengukuran estimasi model. BIC merupakan metode untuk memilih model yang tepat, dimana semakin kecil model BIC maka model yang digunakan adalah model terbaik. Rumus BIC sebagai berikut [7]:

$$-2 \ln L + \ln(n) \quad (6)$$

dengan L merupakan nilai maksimum fungsi Likelihood dari estimasi model, dan n merupakan jumlah parameter pada model.

2.2 Artificial Neural Network (ANN)

Jaringan Syaraf Tiruan adalah suatu struktur kompleks yang dikembangkan berdasarkan aktivitas neuron pada otak manusia [8]. McCulloch dan Pitts [9] memperkenalkan jaringan syaraf tiruan sebagai representasi dari proses sinaptik yang terjadi pada otak manusia. Secara umum Jaringan Syaraf Tiruan memiliki tiga lapisan yaitu, lapisan input, lapisan hidden, dan lapisan output. Struktur jaringan syaraf tiruan dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Struktur ANN untuk model time series [10].

Parameter s pada model *time series* memiliki kontribusi pada ANN yang digunakan untuk menentukan jumlah input dan output neuron yang dapat membantu membuat prediksi yang lebih baik. Parameter s menunjukkan kurun waktu seperti bulanan [10]. Pada penelitian ini, digunakan fungsi aktivasi *linear* dan *log sigmoid*.

Rumus output dari ANN untuk model *Seasonal Time Series* [10]:

$$Y_{t+l} = \alpha_1 + \sum_{j=l}^m w_{jl} f \left(\sum_{i=0}^{s-1} v_{ij} Y_{t-1} + \theta_j \right); (l = 1, 2, \dots, s) \tag{7}$$

keterangan :

Y_{t+l} = menunjukkan prediksi untuk periode s di masa depan, dimana $(l = 1, 2, \dots, s)$.

Y_{t-1} = pengamatan pada periode sebelumnya, dimana $(i = 1, 2, \dots, s - 1)$.

v_{ij} = banyaknya koneksi *weight* dari hidden layer neurons ke *output layer neurons*, dimana $(i = 1, 2, \dots, s - 1; j = 1, 2, \dots, m)$.

f = digunakan untuk pengaktifan fungsi.

α_1 = banyaknya koneksi bias pada ANN, dimana $(l = 1, 2, \dots, s), \theta_j (j = 1, 2, \dots, m)$.

Fungsi *linear* digunakan untuk menghasilkan output yang sama dengan hasil kombinasi *linear*. Rumus aktivasi fungsi *linear* sebagai berikut [13] :

$$y(u) = u \tag{8}$$

Dengan y merupakan hasil prediksi dan u nilai *input*. Fungsi *Sigmoid* digunakan untuk ANN yang dilatih menggunakan metode *backpropagation*. Fungsi ini digunakan agar hasil *output* berada di *interval* 0 sampai 1. Rumus *sigmoid* sebagai berikut [13] :

$$y(u) = \frac{1}{1 + e^{(u)}} \tag{9}$$

2.3 Error Prediksi

Error prediksi pada penelitian ini yaitu dengan mencari *Mean Absolute Error* (MAE). MAE adalah rata-rata dari perbedaan mutlak antara prediksi dan observasi aktual di mana semua perbedaan individu memiliki bobot yang sama dan juga mengukur besarnya kesalahan rata-rata dalam suatu prediksi, tanpa mempertimbangkan arahnya [11].

Rumus *Mean Absolute Error* (MAE) :

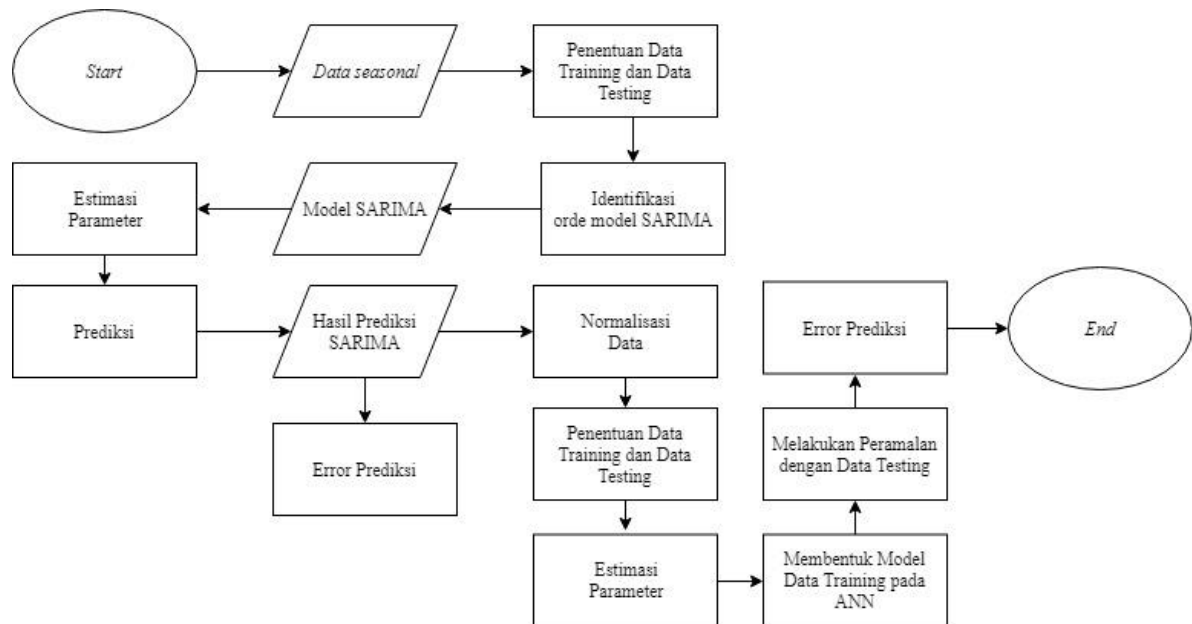
$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |y_t - f_t| \quad (10)$$

dengan y_t nilai prediksi data, f_t nilai aktual data. n merupakan banyaknya data. Kedua cara tersebut memiliki nilai negatif dimana semakin kecil nilai yang didapat semakin bagus hasil yang didapatkan.

3. Sistem yang Dibangun

Flowchart Sistem

Adapun gambaran umum alur pemodelan yang akan dilakukan dalam penelitian ini akan digambarkan dalam diagram alur (flowchart) pada Gambar 2.



Gambar 2. Deskripsi sistem

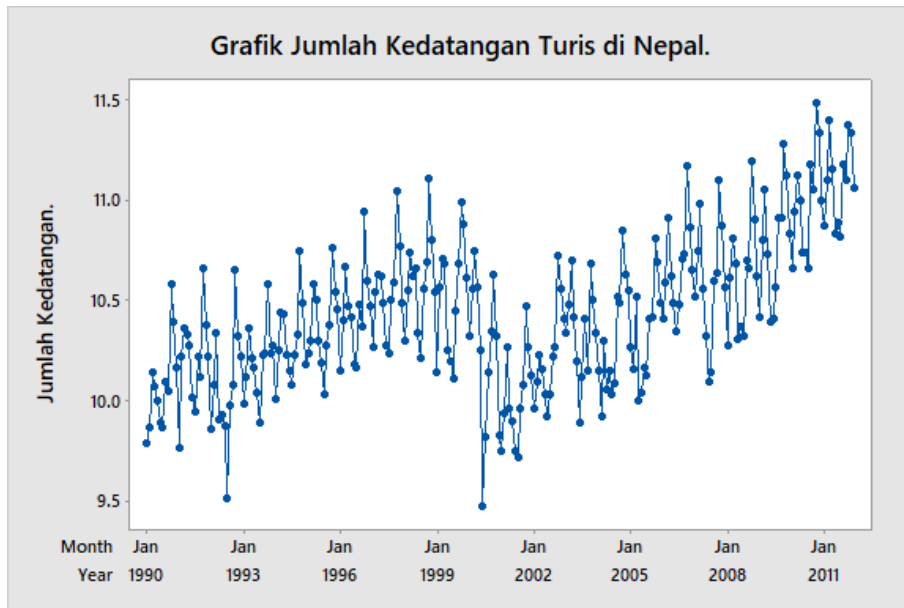
Sistem ini dirancang untuk memprediksi data seasonal menggunakan model SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ dan ANN. Hasil yang diharapkan dari penelitian ini yaitu dapat menghasilkan *error* prediksi yang optimal untuk memprediksi data *seasonal*. Selanjutnya akan dilakukan membandingkan *error* prediksi menggunakan nilai *error* yang dihasilkan dari model SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ dan ANN. Data *seasonal* yang digunakan sebanyak 264 bulan dari tahun 1990 – 2011 merupakan kunjungan turis dari *Government of Nepal Ministry of Culture, Tourism and Civil Aviation Department of Tourism*. Kemudian dilakukan identifikasi orde untuk mengetahui model pada data, selanjutnya mengestimasi parameter menggunakan metode *Bayesian Information Criterion (BIC)* pada rumus (2) untuk menentukan nilai dari parameter model dan dibagi sebagai data *training* dan data *testing*. Kemudian hasil prediksi dari SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ akan dinormalisasi untuk dimasukkan ke algoritma ANN. Data yang telah dinormalisasi dibagi menjadi data *training* dan data *testing* dan dimasukkan ke ANN dengan parameter neuron = 20 dengan fungsi aktivasi *linear* dan *log sigmoid*. Dari hasil estimasi tersebut diperoleh prediksi data *seasonal* yang kemudian akan di validasi dengan cara membandingkan nilai *error* menggunakan Mean Absolute Error (MAE).

4. Evaluasi Hasil

Hasil pengujian model yang akan dibangun terdiri dari beberapa tahapan yang perlu dilakukan sebagai berikut :

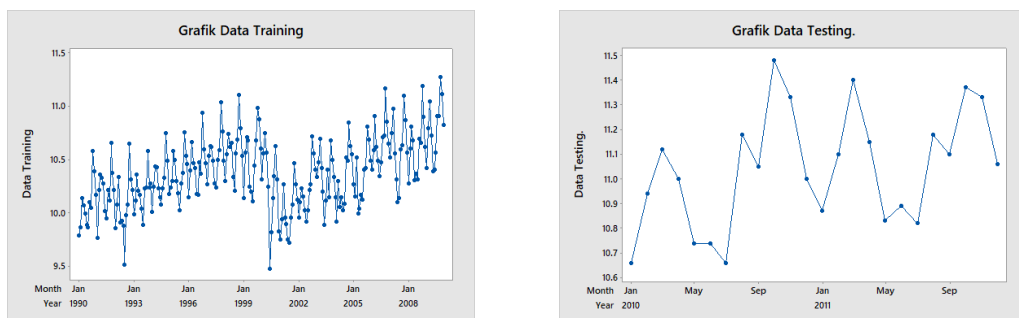
1. Data

Data *seasonal* dianalisis bertujuan untuk membagi pola data lama menjadi komponen-komponen untuk masa depan sebagai salah satu perencanaan yang akan digunakan dimasa yang akan datang. Contoh plot data *seasonal* yang diambil berasal dari web pemerintah negara Nepal <http://tourismdepartment.gov.np/tourism-statistics/>. Data berisi kedatangan turis di Nepal setiap bulan dengan total 264 bulan pada tahun 1990 sampai 2011 [5]. Adapun grafiknya dapat kita lihat sebagai berikut :



Gambar 3. Grafik jumlah kedatangan turis di Nepal.

Data dibagi menjadi data training = 240 dan testing = 24 yang dapat kita lihat sebagai berikut :



Gambar 4. Grafik pembagian data training dan testing.

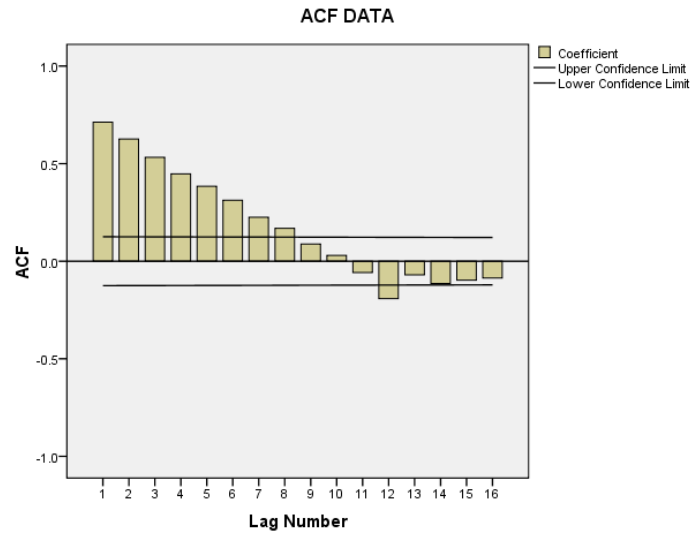
2. Penentuan orde model

Untuk menentukan orde SARIMA menggunakan BIC dengan membandingkan hasil nilai dari rumus (6) dan dipilih dengan nilai terkecil. Hasil dari BIC dapat kita lihat pada tabel berikut :

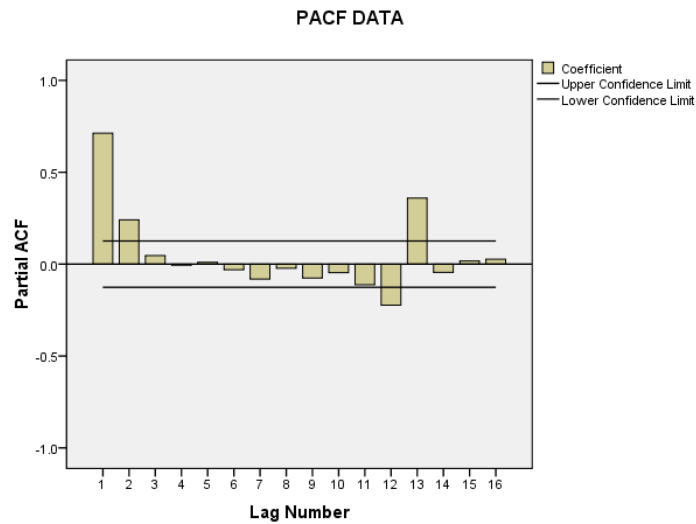
Model SARIMA	BIC
(2,0,0)(0,1,1)[12]	-241.0344
(2,0,0)(0,1,0)[12]	-178.0842
(2,0,0)(1,1,1)[12]	-233.0151
(2,0,0)(0,1,2)[12]	-239.0039
(2,0,0)(1,1,0)[12]	-203.781
(2,0,0)(1,1,2)[12]	-229.0871
(1,0,0)(0,1,1)[12]	-230.781
(3,0,0)(0,1,1)[12]	-236.4589
(2,0,1)(0,1,1)[12]	-237.7535
(1,0,1)(0,1,1)[12]	-239.7142
(3,0,1)(0,1,1)[12]	-234.7814

Tabel 1. Hasil BIC setiap model SARIMA.

Parameter model dapat juga ditentukan dengan melihat pola Autocorrelation Function (ACF) dan Partial Autocorrelation Function (PACF) pola ACF dan PACF dapat kita lihat dari gambar berikut :



Gambar 5. Grafik ACF



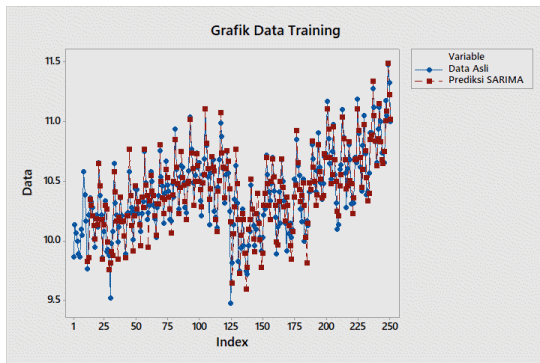
Gambar 6. Grafik PACF

Pada tabel 1, model SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ memiliki nilai BIC terkecil yaitu -241.0344. Dari hasil tersebut model yang digunakan model SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂.

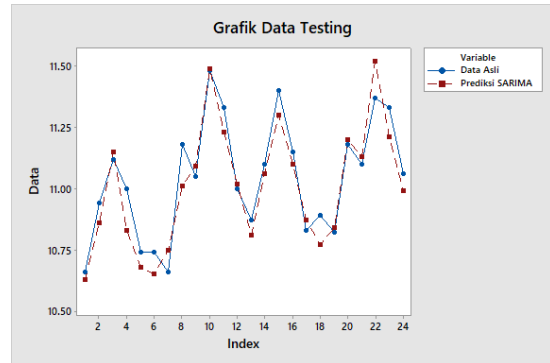
3. Estimasi Parameter dan Hasil Prediksi SARIMA

Setelah mendapatkan model SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ selanjutnya kita menentukan parameter AR, MA, dan *Seasonal* MA. Untuk AR(1) = 0.612, AR(2) = 0.263 dan untuk *Seasonal* MA(1) = 0.725. Dari estimasi parameter kita masukkan ke rumus (5).

Kemudian dilakukan prediksi sesuai parameter yang didapat dan hasilnya dapat kita lihat pada gambar 7 dan 8.



Gambar 7. Grafik data training prediksi model SARIMA.



Gambar 8. Grafik data testing prediksi model SARIMA.

4. Error Prediksi

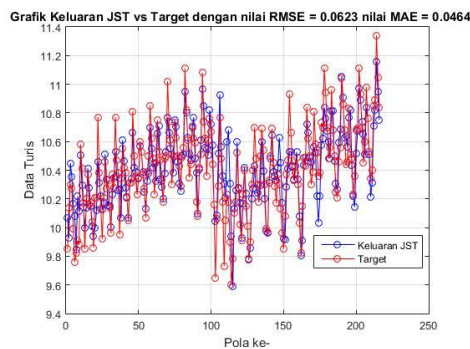
Pada prediksi SARIMA *error* prediksi menggunakan rumus (10) didapatkan hasil MAE untuk data training = 0.086 dan data testing = 0.071.

5. ANN

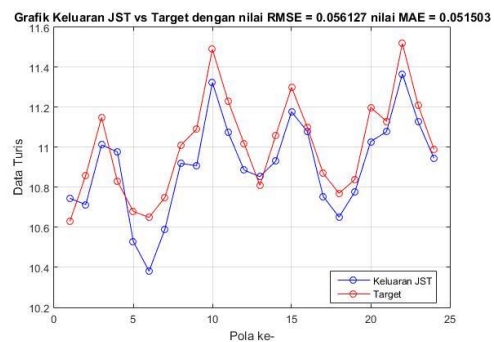
Setelah mendapatkan hasil prediksi melalui model SARIMA, selanjutnya dilakukan pengujian apakah algoritma ANN dapat memperbaiki hasil prediksi SARIMA. Data testing dan training yang digunakan pada ANN sama dengan model SARIMA. Tahap awal yang harus dilakukan terhadap data time series adalah tahap normalisasi data. Normalisasi data diperlukan agar nilai masukan berada dalam rentang nilai 0 sampai 1.

$$x' = \frac{0.8(X - b)}{a - b} + 0.1$$

Variabel x' menyatakan data hasil normalisasi, X adalah data aktual yang akan dinormalisasi, a dan b adalah nilai minimal dan nilai maksimal dari data aktual. Fungsi *sigmoid* biner merupakan fungsi yang nilainya tidak pernah mencapai 0 ataupun 1, sehingga normalisasi akan ditransformasikan ke interval yang lebih kecil yaitu interval 0,1 sampai 0,9. Pada prediksi ANN ini digunakan *node hidden layer* berjumlah 20 dengan fungsi *linear* dan *log sigmoid*. Hasil prediksi beserta *error* prediksi dapat kita lihat pada gambar 7 dan 8.



Gambar 7. Grafik data training pada ANN.



Gambar 8. Grafik data testing pada ANN.

Dari hasil prediksi diatas dapat kita lihat nilai error prediksi nilai MAE data training = 0.046 dan data testing = 0.052.

5. Kesimpulan

Penelitian ini menerapkan algoritma Artificial Neural Network (ANN) yang diharapkan meningkatkan akurasi dari model Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) yang merupakan salah satu bagian dari model time series pada prediksi data seasonal. Estimasi parameter pada masing-masing model SARIMA menggunakan Bayesian Information Criterion (BIC). Nilai error untuk mengevaluasi SARIMA(2,0,0)(0,1,1)12 dan ANN didapatkan menggunakan Mean Absolute Error (MAE). Pada penelitian ini, model estimasi dari SARIMA (2,0,0)(0,1,1)12 dan jumlah *node hidden layer* pada uji algoritma ANN yaitu 20 dengan fungsi aktivasi *log sigmoid* dan *linear*. Performansi MAE pada data training dan data testing

dari model SARIMA (2,0,0)(0,1,1)₁₂ adalah 0.086 dan 0.071, ketika hasil prediksi SARIMA dimasukkan ke ANN nilai *error* pada data *testing* dan *training* menjadi lebih kecil yaitu 0.046 dan 0.052. Berdasarkan hasil prediksi, data seasonal yang digunakan mendapatkan perubahan *error* menjadi kecil saat hasil model SARIMA dimasukkan ke algoritma ANN.

Daftar Pustaka

- [1] Alpiana, Ripaldi, 2017. Peramalan Curah Hujan di Kab. Bandung Menggunakan Analisis Time Series Dengan Algoritma SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) dan ARIMA (Autoregressive Integrated Moving Average). Bandung. Open Library Telkom University.
- [2] Simanjuntak, Rizki Hamongan . 2015. Prediksi Harga Emas Dengan Motode Genetic Fuzzy System dan Arima. Bandung: Universitas Telkom, S1 Ilmu Komputasi.
- [3] Salis S, Arief Riyadi. 2017. Time Series Analysis for Rainfall Forcasting in Kab. Bandung. Bandung : Universitas Telkom.
- [4] Murniati, N. L. K. D., Indwiarti, I., & Rohmawati, A. A. (2018). Implementasi Model Autoregressive (AR) Dan Autoregressive Conditional Heteroskedasticity (ARCH) Untuk Memprediksi Harga Emas. Indonesian Journal on Computing (Indo-JC), 3(2), 29-44.
- [5] Government of Nepal Ministry of Culture, Tourism and Civil Aviation Department of Tourism. "Tourism Statistics", <http://www.tourismdepartment.gov.np/tourism-statistics> (diakses tanggal 8 Juli 2019).
- [6] Cryer, Jonathan D., Chan, Kung-Sik. Time Series Analysis With Applications in R: Seasonal Models. New York: Springer-Verlag. 2008. p.230.
- [7] Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. The annals of statistics, 6(2), 461-464.
- [8] McCulloch, W., Ps, W.H.. "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity,". Bull. Math. Biophys. 5. pp. 115-133, 1943.
- [9] J. A. Anderson and J. Davis. 1995. An introduction to neural networks vol. 1: MIT Press.
- [10] Hamzaçebi, C, 2008. Improving artificial neural networks' performance in seasonal time series forecasting. Information Sciences. 178(23), pp.4550-4559.
- [11] Chai, T., & Draxler, R. R.. 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?–Arguments against avoiding RMSE in the literature. Geoscientific model development. 7(3). pp.1247-1250.
- [12] Rahmadayanti, C., Rabbani, H., & Rohmawati, A. A. (2018). Model Autoregressive dengan Pendekatan Conditional Maximum Likelihood Untuk Prediksi Harga Saham. Kubik, 3(1), 52-59.
- [13] School of Computer Science, Binus University. "ARTIFICIAL NEURAL NETWORK PART 3", <http://socs.binus.ac.id/2018/07/17/ann3/> (diakses tanggal 29 Juli 2019).